

文章编号: 2095-2163(2020)07-0239-04

中图分类号: TP18; TP391.41

文献标志码: A

基于深度学习抗遮挡的多目标跟踪研究

左国才¹, 苏秀芝¹, 陈明丽², 匡林爱¹, 吴小平¹

(1 湖南软件职业学院 软件与信息工程学院, 湖南 湘潭 411100; 2 新化县楚怡工业学校, 湖南 新化 417600)

摘要: 多个运动目标跟踪是计算机视觉研究中的一个难点, 具有较大的挑战性。目前研究较多的是单个运动目标跟踪, 相比之下, 多个运动目标跟踪的难度更高。多目标跟踪会因各运动目标之间相互遮挡, 而造成跟踪漂移的问题, 最终无法完成目标跟踪。针对此问题, 本文将深度学习框架应用于多运动目标跟踪, 提出一种基于深度学习抗遮挡的多目标跟踪算法, 用于智能交通视频多目标跟踪场景中。实验结果表明, 基于深度学习抗遮挡的多目标跟踪算法, 能够较好地解决跟踪漂移问题, 提高了多目标跟踪的准确性。

关键词: 深度学习; 多目标跟踪; 抗遮挡

Multi-target tracking based on depth learning and anti occlusion

ZUO Guocai¹, SU Xiuzhi¹, CHEN Mingli², KUANG Lin'ai¹, WU Xiaoping¹

(1 School of Software and Information Engineering, Hunan Software Vocational Institute, Xiangtan Hunan 411100, China;

2 Xinhua Chuyi Industrial School, Xinhua Hunan 417600, China)

[Abstract] Multiple moving object tracking is a difficult point in computer vision research, which is more challenging. At present single moving object tracking is more studied. In contrast, multiple moving object tracking is more difficult. Multi-target tracking will cause tracking drift due to mutual occlusion between moving objects, and eventually cannot complete target tracking. Because deep learning Network model has made great achievements in tracking single moving object, this paper applies deep learning framework to multi-target tracking and proposes a multi-target tracking algorithm based on deep learning and anti occlusion, which is applied to multi-target tracking scene of intelligent transportation video. The experimental results show that the multi-target tracking algorithm based on deep learning anti occlusion can achieve better performance. The problem of tracking drift is solved and the accuracy of multi-target tracking is improved.

[Key words] Deep Learning; multi-target tracking; anti occlusion

0 引言

多目标跟踪是计算机视觉领域中的一个分支, 主要应用于安全防护、导航、智能交通等多个领域^[1-3]。多目标跟踪是在视频图像序列帧中, 通过前一帧的多个目标位置信息预测对应的目标在下一帧的位置信息。目前主要的目标跟踪算法大多是单目标的跟踪算法^[4], 多目标跟踪相对于单目标跟踪, 面临着多个目标相互遮挡和目标跟踪丢失等问题。

由于海量图像数据集的支撑, 以及计算机图像处理硬件计算能力的提高, 深度学习框架已成功应用在计算机视觉领域, 在图像分类、目标跟踪等方面表现出良好的效果, 也是众多计算机视觉研究学者们关注的热点之一。由于采用相关滤波进行运动目标跟踪时, 具有跟踪实时、流畅等优势, 被学者们广泛应用于单运动目标跟踪中, 并被不断地改进与优化。Bolme 等人^[5]最先使用相关滤波对运动目标进行视频序列运动目标跟踪; Martins 等人^[6]在文献

[5]的基础上, 采用密集采样核, 提高了运动目标跟踪速度, 达到了 162FPS; Henriques 等人^[7]提出了基于相关滤波的 KCF(Kernel Correlation Filter)目标跟踪算法, 在文献[8]的相关研究基础上, 扩展了多通道运动目标 Hog(Histogram of Oriented Gradient)特征; Dollar 等人^[9]在相关研究基础上增加了多通道的运动目标颜色特征等等。

对智能交通视频中多个运动目标进行跟踪工作, 其首要任务是判断推测多个运动目标在智能交通视频序列帧中的位置; 在视频序列的下一帧中, 要保证各个运动目标身份与上一帧中标注的运动目标唯一对应; 根据各个运动目标在各序列帧中的移动位置信息生成每一个运动目标的移动轨迹。

但在实际应用中, 视频序列多目标跟踪会因为运动目标之间相互遮挡造成跟踪漂移问题, 最终无法完成目标跟踪。深度学习网络模型在单个运动目标跟踪方面取得了较大的成效, 因此本文将深度学

基金项目: 湖南省自然科学基金(2020JJ7007)。

作者简介: 左国才(1978-), 女, 硕士, 教授, 高级工程师, 主要研究方向: 机器视觉、深度学习。

收稿日期: 2020-06-01

习框架应用于多运动目标跟踪,提出一种基于深度学习抗遮挡的多目标跟踪算法,用于多目标跟踪场景中。

1 多目标跟踪原理

多目标跟踪是在视频序列帧中检测所关心的所有目标,对所有的目标实现连续性的跟踪。在多目标跟踪中,通常多个运动目标的类别已确定,但在视频序列帧中需要跟踪的运动目标数量并不明了。对智能交通视频中多个运动目标进行跟踪工作,其首要任务是判断推测多个运动目标在智能交通视频序列帧中的位置;在视频序列的下一帧中,要保证各个运动目标身份与上一帧中标注的运动目标唯一对应;根据各个运动目标在各序列帧中的移动位置信息生成每一个运动目标的移动轨迹。

以智能交通视频序列中的多目标跟踪为例,其工作原理如图1所示。

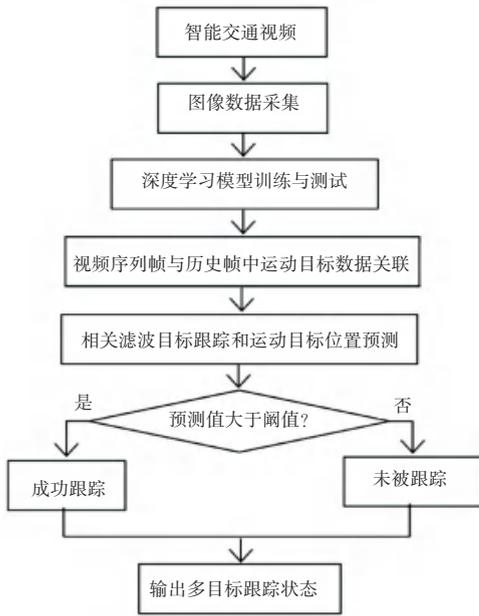


图1 多目标跟踪原理

Fig. 1 Principle of multi-target tracking

相比单目标跟踪而言,多目标跟踪主要涉及到以下两个方面的挑战:

(1)多目标跟踪需要跟踪的多个运动目标数量并不确定,跟踪目标可能会随时出现或者消失,需要推测出所有关心的运动目标在视频序列帧中的位置以及身份信息不变。

(2)多目标跟踪中,由于多个运动目标之间相互遮挡导致跟踪漂移,最终使得跟踪失败。

2 基于深度学习的抗遮挡多目标跟踪算法

2.1 抗遮挡原理

在智能交通视频运动目标跟踪模型中,要使得

基于深度学习抗遮挡跟踪模型的设计,需更多关注到多运动目标跟踪有效的目标身份信息。首先从各个运动目标的特征图中得到相对应的运动目标可视图;根据各个运动目标的可视图,分别设计各个运动目标的空间、时间注意力,以此机制来提高智能交通视频中基于深度学习抗遮挡跟踪模型的抗遮挡能力。

设计的运动目标可视图 $Y(x_i)$,能够体现出各个运动目标 x_i 具体遮挡的严重性状态,从各个运动目标的特征图中学习得到:

$$Y(x_i) = f_{vis}(\varphi(x_i); m_{vis}), Y(x_i) \in Q^{m \times n}. \quad (1)$$

其中, m_{vis} 为可以在线进行学习的参数, $f_{vis}(\varphi(x_i); m_{vis})$ 由深度学习网络模型 VGG16 中的卷积层和一个全连接层构成;运动目标可视图 $Y(x_i)$ 中的每个元素,都会得到每个运动目标所在智能交通视频序列中的相应位置,以及在视频帧中被其它运动目标遮挡的程度。

采取离线方式进行运动目标可视图模型训练,并使其在线跟踪时不发生改变。可视图模型参数用像素级标注,使用运动目标分割以及智能交通视频序列多运动目标跟踪的数据集,集成基于智能交通视频多运动目标的像素级标注的样本。这些样本可以补充智能交通视频序列中被其它运动目标遮挡的样本,以及对应被遮挡目标可见的像素级标注样本,可使用交叉熵损失训练运动目标可视图模型的参数。

空间注意力主要是从空间角度对智能交通视频序列中多个运动目标的特征图进行加权计算,使得设计模型更多的去关注视频序列帧中没有被其它运动目标遮挡的各运动目标特征。当运动目标被部分遮挡时,使得目标跟踪算法实现准确跟踪。空间注意力公式如式(2)所示:

$$\Phi(x_i) = f_{bij}(Y(x_i); m_{bij}). \quad (2)$$

其中, m_{bij} 为可学参数; f_{bij} 为连接层加上 $softmax()$ 组成。

时间注意力对视频序列中前几帧的运动目标正样本进行加权,用于在线更新目标跟踪模型,可以降低因遮挡部分较多的负样本对目标跟踪模型的影响。损失函数为:

$$F = \frac{M^+}{M^+ + M^-} F^+ + \frac{M^-}{M^+ + M^-} F^-. \quad (3)$$

为了提取被遮挡的样本,使用对抗学习生成智能交通视频序列中被运动目标遮挡的相关样本,采用在线方式训练基于深度学习抗遮挡的目标跟踪模

型,提高基于深度学习抗遮挡的目标跟踪模型处理各运动目标被遮挡的能力。对抗网络的目标损失函数为:

$$F_{gan} = \min_B \max_N P_{i \sim E_{data}(i)} [\log N(i)] + P_{j \sim E_j(j)} [\log(1 - N(B(i)))]. \quad (4)$$

2.2 算法思想

基于深度学习的抗遮挡多目标跟踪算法的基本思想是:

(1)设计动态卷积神经网络 CNN,将抗遮挡单目标跟踪模型应用到多目标跟踪场景中。该动态卷积神经网络由共享卷积层和运动目标跟踪器构成。共享卷积层获取图片帧的特征,并被目标分支层共享。

(2)共享卷积层进行预训练,跟踪过程中参数不变。提取每个运动目标的目标特征,为每个运动目标设计目标跟踪器,并且在线更新模型参数。

(3)若在视频序列帧中发现新的运动目标,则为新出现的运动目标增加一个目标跟踪器,并且增加新的目标分支层,添加到 CNN 深度学习网络模型中。如果发现原有运动目标已不在智能交通视频序列中,则将该运动目标对应的目标分支层从 CNN 深度学习网络中删除。

2.3 算法流程

算法具体步骤如下:

(1)根据智能交通视频序列帧中各个运动目标在该视频序列帧中前一帧的位置,基于深度学习抗遮挡的多目标跟踪模型推测判定各个运动目标在视频序列当前帧中的位置范围,得到候选的运动目标。

(2)从共享特征图中提取候选目标的特征,获得候选运动目标的可视图。从设计的可视图中,得到该候选运动目标相应的注意力图,并且进行加权计算。将经加权计算后的候选运动目标特征输入到分类器,以此获得该候选运动目标的各个得分。选择得分最高的候选位置信息数据,保存为该候选运动目标在当前视频序列帧的估算位置。

(3)对各个运动目标所在的当前智能交通视频序列帧中的估算位置,进行目标采样,得到遮挡的负样本、未被遮挡的正样本、像素级标注的对抗遮挡样本以及前面帧的正样本。结合前面帧正样本,计算所有正样本的注意力信息。

(4)计算各运动目标的估计位置并且更新运动目标跟踪模型。

多目标跟踪流程如图 2 所示。

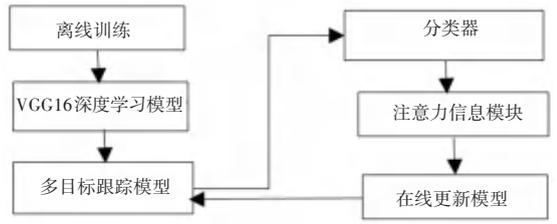


图 2 多目标跟踪流程

Fig. 2 Flow chart of multi-target tracking

3 实验结果分析

实验环境:Windows7,128G 内存,GPU 为 GTX1080, Caffe 框架, matlab R2017b。

为使基于深度学习抗遮挡多目标跟踪模型在运动目标有相互遮挡的视频序列中取得较好的跟踪效果,且在大多数的视频序列中能够表现出较好的性能,本文选取了有相互遮挡的智能交通视频序列,进行了多运动目标跟踪实验。

实验结果表明,基于深度学习抗遮挡的多目标跟踪模型,能够准确地跟踪复杂交通场景中的多个相互被其它运动目标遮挡的运动目标,能够较好地应对智能交通视频中,由于各个运动目标之间相互遮挡、运动目标跟踪漂移而导致目标跟踪失败的问题,实现了鲁棒的多目标跟踪。跟踪结果如图 3~图 5 所示。

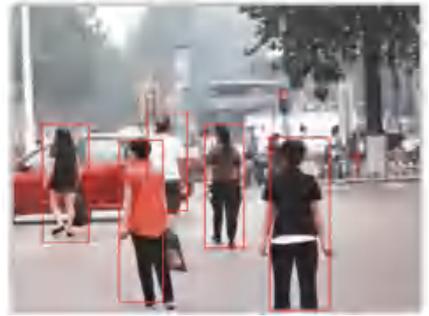


图 3 多目标跟踪结果 1

Fig. 3 Multi-target tracking result 1



图 4 多目标跟踪结果 2

Fig. 4 Multi-target tracking result 2



图5 多目标跟踪结果3

Fig. 5 Multi-target tracking result 3

4 结束语

在智能交通视频多目标跟踪中,由于多个运动目标之间相互遮挡,造成运动目标跟踪漂移,而导致的跟踪失败的问题,本文提出了基于深度学习神经网络 VGG16,根据运动目标跟踪抗遮挡的原理,引入注意力加权机制,设计出的基于 VGG16 网络抗遮挡的多目标跟踪模型更加关注对运动目标有用的正样本信息,解决了多运动目标跟踪时相互遮挡而导致的跟踪漂移问题。

参考文献

[1] YILMAZ A, JAVED O, SHAH M. Object tracking: a survey. ACM Comput Surv[J]. Acm Computing Surveys, 2006, 38(4).

- [2] 高文,朱明,贺柏根.目标跟踪技术综述[J].中国光学,2014,7(3):365-375.
- [3] CANNONS K. A Review of Visual Tracking [J]. Dept.comput. sci.eng, 2008.
- [4] 尹宏鹏,陈波,柴毅.基于视觉的目标检测与跟踪综述[J].自动化学报,2016,42(10):1466-1489.
- [5] BOLME D S, BEVERIDGE J R, DRAPER B A, et al. Visual object tracking using adaptive correlation filters[C]// Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2010:2544-2550.
- [6] RUI C, MARTINS P, BATISTA J. Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels[C]//European Conference on Computer Vision. Springer, Berlin, Heidelberg, 2012:702-715.
- [7] HENRIQUES J F, RUI C, MARTINS P, et al. High-Speed Tracking with Kernelized Correlation Filters [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2014, 37(3):583-596.
- [8] DANELLJAN M, KHAN F S, FELSBERG M, et al. Adaptive Color Attributes for Real-Time Visual Tracking [C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2014:1090-1097.
- [9] DOLLAR P, BELONGIE S, PERONA P. The Fastest Pedestrian Detector in the West[C]// British Machine Vision Conference, BMVC 2010, Aberystwyth, UK, August 31 - September 3, 2010. Proceedings. DBLP, 2010:1-11.

(上接第238页)

4 结束语

本文从信号周期、绿信比分配两方面入手,考虑行人过街的影响,提出一种旨在减少交叉口人均延误的配时方案;利用上海马当路-太仓路作为实例进行研究分析,结果表明被动公交优先的控制效益与优先相位数存在密切关系,当仅有一相位实施公交优先时,公交乘客人均延误、行人延误均有所下降;公交载客数越多,流量越大时,交叉口人均延误下降趋势更为明显;实施二相位信号优先时,各项指标与无优先控制基本相同,无明显优化效果。最后通过 Vissim 仿真,验证模型的有效性。本文不足之处在于现实世界交通影响因素复杂,而本研究仅选择单交叉口作为研究对象;另外,本文模型只考虑车辆和行人的延误,未考虑非机动车在交通系统中的影响,下一步将对上述研究的不足进行修正,以期获得更好效益。

参考文献

- [1] 刘迎.城市道路信号交叉口群公交优先控制方法研究[D].南京:东南大学,2019.
- [2] SHU S J, ZHAO J, HAN Y. Sig: Queuing and Variational Theory

Approach[J]. Transportation Research Record, 2017, 2622(1): 70-83.

- [3] WU J, HOUNSELL N. Bus priority using pre-signals [J]. Transportation Research Part a Police & Practice, 1998, 32(8): 563-583.
- [4] MIRCHANANI P, HEAD L, KNYAIYAN A, et al. An approach towards the integration of bus priority and traffic adaptive signal control [C]//International Conference on Computer-aided Scheduling of Public Transport. Berlin: Springer, 2001:319-334.
- [5] 马万经,杨晓光.基于车道的单点交叉口公交被动优先控制模型[J].中国公路学报,2010,23(5):96-101.
- [6] 冯树民,裴玉龙.行人过街延误研究[J].哈尔滨工业大学学报,2007,39(4):613-616.
- [7] MA W, LIAO D, LIU Y, et al. Optimization of pedestrian phase patterns and signal timings for isolated intersection [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2015, 58: 502-514.
- [8] ZHAO J, Wanjing. Optimizing Vehicle and Pedestrian Trade-Off Using Signal Timing in Intersections with Center Transit Lanes[J]. Journal of Transportation Engineering, 2018, 144(6):1-15.
- [9] 别一鸣,朱慧,王殿海,等.一种单点被动公交优先控制算法及其效益评价[J].北京工业大学学报,2011,37(4):522-528.
- [10] 全永荣.城市交通控制[M].北京:人民交通出版社,1989:59-60.
- [11] 王嘉文,陈超,金杨,等.考虑人车交互的两相位信号控制交叉口行人专用相位设置条件[J].公路交通科技,2020,37(1):96-103.